

# **DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN APLICATIVO MÓVIL PARA LA CLASIFICACIÓN DE SUBSUELOS DE PEREIRA-RISARALDA IMPLEMENTANDO TÉCNICAS DE VISIÓN POR COMPUTADOR**

**DIEGO FERNANDO GUARÍN ROBLEDO**

Proyecto de grado presentado como requisito parcial  
para aspirar al título de Ingeniero Electrónico

Director

M.Sc. (C) Arley Bejarano Martínez

**UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE PEREIRA  
PROGRAMA DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA  
PEREIRA**

**2018**

## Tabla de contenido

Pag.

<b>1. RESUMEN.....</b>	<b>6</b>
<b>2. INTRODUCCIÓN.....</b>	<b>7</b>
2.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA .....	8
2.2 JUSTIFICACIÓN .....	10
2.3 OBJETIVO GENERAL .....	11
2.4 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	11
2.5 ESTADO DEL ARTE.....	12
<b>3. MARCO TEÓRICO .....</b>	<b>14</b>
3.1 Base de datos .....	14
3.2 Algoritmo .....	14
3.3 Espacios de color .....	15
3.4 Modelo de color RGB .....	15
3.5 Modelo de color CIE L*A*B* .....	17
3.6 Máquina de soporte vectorial .....	19
3.7 Estadística .....	20
3.8 Aplicativo Móvil .....	21
3.9 Investigación “ANÁLISIS COMPARATIVO DE TÉCNICAS DE VISIÓN POR COMPUTADOR PARA LA CLASIFICACIÓN DE SUBSUELOS DE PEREIRA- RISARALDA”.....	21
<b>4. DESARROLLO.....</b>	<b>22</b>
<b>5. ANÁLISIS Y RESULTADOS.....</b>	<b>35</b>
<b>6. CONCLUSIONES .....</b>	<b>42</b>
<b>7. TRABAJOS FUTUROS .....</b>	<b>44</b>
<b>8. BIBLIOGRAFIA .....</b>	<b>45</b>

## Índice de figuras

Figura 1. Ejemplo ilustrativo de un diagrama de flujo .....	14
Figura 2. Modelo del espacio de color RGB .....	16
Figura 3. Modelo de espacio de color CIELAB.....	18
Figura 4. Capa 1(clase 1).....	23
Figura 5. Capa 2(clase 2).....	23
Figura 6. Capa 3(clase 3).....	23
Figura 7. Capa 4(clase 4) .....	24
Figura 8. Tabla de colores de las diferentes capas que conforman un perfil de la Guía Rasta .....	24
Figura 9. Diagrama de flujo para la extracción de características y entrenamiento de la SVM en java .....	27
Figura 10. Proceso de aprendizaje y desarrollo en Android Studio .....	28
Figura 11. Diagrama de flujo para Android Studio .....	30
Figura 12. Vista inicial del aplicativo móvil.....	31
Figura 13. Botón de información .....	31
Figura 14. Botón “Menú” .....	32
Figura 15. Toast al no cargar una imagen para el análisis. ....	32
Figura 16. Toast de clasificación .....	33
Figura 17. Resultados del aplicativo móvil .....	38
Figura 18. Representación total de los datos en porcentaje.....	40

## Índice de tablas

Tabla 1. Valores de las características de la clase 1 .....	36
Tabla 2. Valores de las características de la clase 2 .....	36
Tabla 3. Valores de las características de la clase 3 .....	37
Tabla 4. Valores de las características de la clase 4 .....	37
Tabla 5. Matriz de confusión para los resultados obtenidos en el aplicativo móvil... ..	38
Tabla 6. Eficiencia del aplicativo por clase .....	39
Tabla 7. Clasificación de los datos .....	40

## Dedicatoria

Esta tesis esta especialmente dedicada a mis padres, por su gran sacrificio y esfuerzo para hacer de este sueño una realidad, por sus consejos y apoyo incondicional durante todo este proceso de aprendizaje, reconocer que este logro es consecuencia de su buena educación brindada y de todo el apoyo brindado económico, pero sobre todo moral.

A mi hermana, abuelos, tíos, compañeros y amigos, quienes de una u otra manera fueron parte de este proceso y me brindaron su apoyo, sus conocimientos, sus consejos.

Hacer una mención especial a mis grandes amigos y compañeros incondicionales que hicieron parte fundamental durante todo este proceso de aprendizaje, Juan Sebastián Carmona y Ramiro Rodolfo Rojas.

Además de hacer honor a la memoria de Andrés Felipe Ochoa, amigo incondicional, quien con su conocimiento y experiencia participó y ayudó a hacer de este proceso uno más sencillo, reconocimiento al gran amigo que fue.

## Agradecimiento

Agradecerle con especial reconocimiento a la Universidad Tecnológica de Pereira “UTP”, por permitirme ser parte de ella, por brindarme sus campus y todo su material humano con absoluta disposición de ayudar en todo momento, así como también agradezco a todos los formadores que hicieron parte de este proceso de aprendizaje y formación, todos en diferentes medidas aportaron e hicieron posible este logro en mi vida. Agradecerles por todos sus conocimientos brindados, por su sabiduría, paciencia y dedicación para enseñar, también por todos sus consejos brindados.

Un agradecimiento especial para mi director de tesis el Ingeniero Electrónico Arley Bejarano Martínez M.Sc. por su absoluta disposición para enseñar y ayudar, por la oportunidad de hacer uso de sus capacidades y conocimientos, además de agradecer su paciencia para hacer de este sueño una realidad.



## 1. RESUMEN

La desaceleración económica que ha sufrido el país durante los últimos años ha tenido como consecuencia la diversificación de las actividades económicas que jalonen el crecimiento del país, potenciando así el crecimiento del sector agrícola. Por esto la importancia de que el agricultor conozca las características físico-químicas del suelo. Existen gran cantidad de métodos para caracterizar y evaluar el suelo, pero estos requieren amplios conocimientos en ciencias del suelo o pruebas de laboratorio. Se propone desarrollar un sistema de procesamiento de imágenes en un dispositivo móvil que pueda identificar y clasificar las diferentes características que pueda tener un perfil de tierra, aplicativo con la facultad inicial de poseer una interfaz gráfica sencilla que facilite su uso, esto a raíz de la implementación de un algoritmo de caracterización de datos utilizando imágenes digitales. Para ello, se creó una base de datos de 480 fotos, relacionadas con las diferentes capas que posee un perfil de tierra, procesando y observando características estadísticas en un espacio de color previamente escogido debido a sus facultades para la segmentación de las capas. Con las características estadísticas obtenidas a partir de la totalidad de la base de datos se implementaron máquinas de soporte vectorial (SVM). De manera que se entrenaron modelos para la identificación de los diferentes tonos presentes en los perfiles de tierra. Esto con la intención de obtener el mejor modelo que brinde el reconocimiento a partir del aplicativo móvil.

En consecuencia, se obtiene el espacio de color Lab como el que mejores prestaciones brinda para la segmentación de las capas que componen los perfiles de tierra en estudio, por encima de otros espacios de color como RGB y HSV. Facilitando la obtención de características estadísticas como la media, desviación estándar, sesgo y curtosis, propias de cada capa. Lo anterior sobre la base de datos adquirida, junto con técnicas de aprendizaje de máquina, proporcionan el modelo para la identificación de las capas, modelo que se integra finalmente con el aplicativo móvil.

Con esto se rompe la incapacidad de reproducir los resultados obtenidos para el mismo perfil de tierra en análisis, todo esto bajo las mismas condiciones climáticas y del terreno. Incapacidad naciente a raíz de que el instrumento de medición era la capacidad sensorial que posee el individuo que realiza el análisis del terreno.

## **2. INTRODUCCIÓN**

La investigación tiene el enfoque de facilitar la labor de los diferentes tipos de profesionales que están en la necesidad de identificar las capas que conforman el subsuelo a partir de un aplicativo móvil, así mismo ayudar al desarrollo agrícola de los diferentes agricultores de pequeñas, medianas y grandes extensiones de tierra. y así, decidir cultivar, estudiar su estado natural o hacer estudio sobre sus posibles usos.

Esto se logra a partir del uso de técnicas de visión por computador con métodos cuantitativos a partir de características estadísticas que posee cada capa, identificando así de manera certera todas aquellas cualidades físicas que conforman el subsuelo en estudio. De esta manera se hace más eficiente y rápido la caracterización del subsuelo, todo esto en comparación con los métodos tradicionales sujetos a la subjetividad de las capacidades sensoriales que posee cada persona. Todo esto sin mencionar la ventaja económica que representa el aplicativo móvil en cuanto a los costos que conlleva el mismo estudio por parte de laboratorios y personal especializado.

Las técnicas de visión por computador son una realidad latente y muy presente en gran cantidad de procesos comerciales que se desarrollan en el mundo, haciendo de los procesos unos más seguros, eficaces, eficientes, entre otros. Estas técnicas permiten medir y cuantificar información necesaria para las diferentes tomas de decisiones que pueda presentar un desarrollo productivo. Para el caso, por medio de uso de filtros digitales, segmentación de imágenes y uso de espacios diferentes espacios de color se identifican las capas que conforman el subsuelo en estudio.

Las técnicas de visión por computador implementadas garantizan constancia en sus resultados, así mismo garantiza repetibilidad del estudio.



## 2.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Colombia ha sufrido una desaceleración de la economía durante los últimos tres años, siendo este un tema fundamental dentro de las pasadas elecciones presidenciales, donde los candidatos aseguraban un crecimiento cercano al 5% durante su gobierno. Para esto, se buscará diversificar las actividades económicas que jalonan el crecimiento más allá del sector petrolero, potenciando el crecimiento del sector agrícola [1]. La perspectiva de crecimiento para el sector agropecuario en Colombia siempre ha sido positiva, esto debido al incremento en la demanda mundial de alimentos que se conjuga con las condiciones geoclimáticas colombianas, permitiendo el aumento sostenido de la oferta agropecuaria [2].

La aprobación de los diferentes tratados de libre comercio establecidos por el país, además de la aprobación del EurepGAP, el cual es un conjunto de normas de granja reconocidas a nivel internacional, dedicadas a las buenas prácticas de agricultura [3], hacen que el sector agrícola colombiano este viviendo cambios importantes en las exigencias del mercado internacional. Para esto lo vital de la importancia de que el agricultor conozca las características físico-químicas del suelo, ya que el crecimiento, el desarrollo, la cantidad y calidad de las cosechas están en relación directa con los nutrientes y las características de los suelos [4].

Aunque existen gran cantidad de métodos para caracterizar y evaluar el suelo, la gran mayoría de estos requieren de amplios conocimientos en la ciencia del suelo o pruebas de laboratorio. Por esta razón el Centro Internacional de Agricultura tropical (CIAT) y la corporación Biotec han desarrollado una metodología para caracterizar el suelo y el terreno de una forma simple, la cual se llama guía RASTA [5]. A pesar de la simpleza de la metodología, la información obtenida es subjetiva debido a que depende de la capacidad visual del individuo que realice el análisis. De allí la necesidad existente de diseñar e implementar un aplicativo móvil que realice la caracterización del suelo a partir de la adquisición de una foto, basado en procesos de visión por computador estructurados en los procesos descriptivos de caracterización de los suelos proporcionados por la guía rasta, eliminando así la subjetividad de la información.

La tecnología ha ingresado a nuestra sociedad de manera imperceptible, y de la misma manera se ha vuelto indispensable, al punto en el que no nos imaginamos una sociedad sin smartphones, junto a estos dispositivos están directamente asociados los aplicativos móviles, teniendo la versatilidad de manejar diferentes tipos de usos y hasta de manejar independencia de la conectividad a internet, en

cierta medida. Por ende, el desarrollo investigativo tiene el enfoque de diseñar e implementar un aplicativo móvil para la clasificación de subsuelos basados en técnicas de visión por computador y de aprendizaje de máquina, facilitando de este modo el desarrollo natural de las actividades del agricultor promedio, haciendo su labor más eficiente y un poco más segura para la producción de sus cultivos.

## 2.2 JUSTIFICACIÓN

El más latente y relevante de los problemas presentes en el desarrollo de la metodología propuesta por la “Guía Rasta” para la caracterización de suelos y terrenos de manera simple, es la incapacidad para reproducir los resultados obtenidos para el mismo perfil de tierra en análisis, todo esto bajo las mismas condiciones climáticas y del terreno, esto como consecuencia de que el instrumento de medición es la capacidad sensorial que posee el individuo que realiza el análisis del terreno, haciendo de estos resultados, unos resultados subjetivos propios de cada individuo. Como consecuencia la necesidad de desarrollar un análisis comparativo de técnicas de visión por computador para la clasificación de subsuelos.

La implementación de estas técnicas tiene como consecuencia la obtención de resultados más confiables, esto debido a que el enfoque de esta tecnología está basada al entorno y climas propios de nuestra región, principal factor que impide el uso de tecnologías extranjeras están basadas en climas y entornos estacionarios, este tipo de investigaciones, de técnicas y tecnologías tiene una repercusión directa en el agro colombiano, facilitando en gran medida la labor del agricultor, aumentando la eficiencia de la producción, la calidad de los productos, la calidad de vida de los agricultores y la economía del país, siendo este un tema de gran impacto y una investigación de gran proyección.

## 2.3 OBJETIVO GENERAL

Diseñar e implementar un aplicativo móvil para la clasificación de subsuelos implementando técnicas de visión por computador.

## 2.4 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Crear una base de datos anotada con diferentes perfiles de suelos.
- Desarrollar la interfaz gráfica para el aplicativo móvil, que permita un manejo sencillo.
- Implementar un algoritmo de caracterización de datos utilizando imágenes digitales.
- Implementar los algoritmos de máquina de soporte vectorial los cuales permitirán realizar la clasificación de los subsuelos.
- Integrar la interfaz y los algoritmos implementados en un aplicativo móvil.

## 2.5 ESTADO DEL ARTE

La caracterización y evaluación correcta del suelo requiere de amplios conocimientos en la ciencia del mismo o de análisis de laboratorio que resultan muy costosos, todo esto gracias a la existencia de diferentes métodos y clasificaciones [5].

Una metodología sencilla para la caracterización del suelo y del terreno es la desarrollada por la corporación Biotec y CIAT, de la cual se puede hacer uso para conocer los recursos y en consecuencia la toma de decisiones para el manejo de los mismos [5]. Esto con la finalidad de contribuir a la competitividad de los agricultores gracias a la forma pedagógica en que fue elaborada. De esta manera los agricultores adquieren la facultad de poder describir sus suelos [5]. La calidad del suelo es la capacidad de funcionar de un específico tipo de suelo [26]. En general es evaluada midiendo un grupo mínimo de datos de propiedades del suelo para estimar la capacidad del suelo de realizar funciones básicas [26]. La calidad del suelo abarca los componentes físicos, químicos y biológicos del suelo y sus interacciones. En consecuencia, para captar la capacidad holística de la calidad del suelo, deben ser medidos todos los parámetros [26].

Existen algunos desarrollos importantes a base de la visión por computador relacionados con el sector agrícola, como lo son, la identificación de malezas en siembras de cereal en etapa de crecimiento donde presentan diferentes tonalidades de verde, irreconocibles a simple vista, las imágenes procedentes de campos y centros agrícolas, están constituidas por diferentes elementos estructurales físicos diferenciables de las malezas. De esta manera, la investigación se centra en el análisis de las texturas existentes en las imágenes captados por los sistemas de visión [6].

La importancia de supervisar de manera eficiente los campos en los cuales se produzca agricultura de precisión se hace necesario la implementación de drones civiles para la elaboración de orto mosaicos, en conjunto con imágenes satelitales para la identificación de las condiciones geológica óptimas para los diferentes cultivos y aprovechar al máximo condiciones del terreno en el que se piensa sembrar [7], la implementación de algoritmos de reconocimiento y orientación de robots móviles sobre la base de patrones de color para el escalonamiento exacto de la posición es otro estudio realizado por los ingenieros V. Antipov, V. Kokovkina, V. Kirnos and A. Priorov, el cual consiste en un robot que juega futbol a través del reconocimiento del color, La instalación robosoccer llamado así por sus desarrolladores comprende la plataforma robótica móvil con una mesa para la fijación del patrón de color que consiste en círculos de color rojo, verde y azul, un marco vertical especial para la fijación

de la cámara digital y la computadora personal con la visión por computadora y los algoritmos de toma de decisiones. [8], la construcción de mapas de terreno locales precisos para vehículos autónomos de visión y LiDAR, es otro referente actual de métodos de visión por computadora, ya que la construcción de un mundo plano, para la percepción del entorno por parte de robots móviles hacia la navegación de forma autónoma ya no es válido, por tal razón para dar realismo al hábitat que se enfrentan los vehículos autónomos se elaboran mapas precisos del terreno por espacio -fusión temporal, por medio de datos de múltiples sensores complementarios que no solo consiste en las probabilidades de obstáculos, sino que contiene diferentes características del entorno tales como elevación, color, reflectividad infrarroja, pendientes del terreno y rugosidad superficial [9],

El diseño de sistema de visión por computador para detectar frutas y verduras con defectos durante el transporte y almacenamiento a través de histogramas de color, este un proyecto que destaca al máximo las técnicas de visión por computadora, puesto que al utilizar histogramas de color en diferentes parches de imágenes de frutas y verduras procesadas para su posterior análisis se crean las condiciones óptimas para el desarrollo de un SVM lineal (máquina de vector de soporte) proporcionando un modelo de selección con la robustez necesaria para evitar que alimentos con bajos índices de calidad lleguen al consumidor [10], a nivel nacional existe un protocolo de procesamiento digital de imágenes para cuantificar el nivel de deforestación en Colombia a través de sensores ópticos de baja y media resolución espacial, esto implementado por el ministerio de medio ambiente y vivienda, esto con el fin de tener un monitoreo de extensión, de la cobertura de áreas boscosas a nivel global, nacional, regional y local, que constantemente se ven afectadas por bandas dedicadas a la explotación ilegal de recursos naturales [11].

### 3. MARCO TEÓRICO

#### 3.1 Base de datos

La base de datos es un conjunto de información específica, de manera que todos los grupos relevantes estén representados en los datos, estos relacionaran cualquier tema desde investigación, operación o identificación, ya sean nombres de usuarios de una empresa de prestación de servicios o números de carros que utilizan gas en lugar de gasolina en los municipios de un departamento ciudad o región en específico [12].

#### 3.2 Algoritmo

Es un conjunto prescrito de instrucciones o reglas bien definidas, ordenadas y finitas que permite realizar una actividad mediante pasos sucesivos que no generen dudas a quien deba realizar dicha actividad. Ver figura 1.

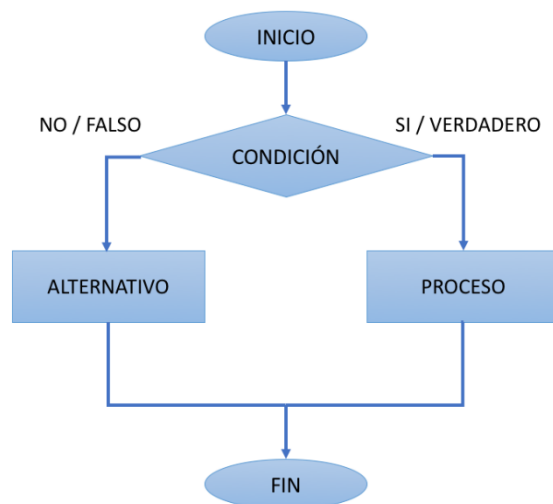


Figura 1. Ejemplo ilustrativo de un diagrama de flujo

### 3.3 Espacios de color

Un espacio de color se puede representar de manera simple como un plano cartesiano, donde cada punto orientado en este representa una componente numérica de un color en específico de características reproducibles; Un espacio de color está formulado por un modelo matemático en su mayoría de forma abstracta donde describe la forma en que los colores pueden orientarse y dependiendo del medio por la que viaja la información del color y la tecnología en donde se pretenda utilizarse se crean diferentes espacios de color donde los más utilizados a nivel comercial son RGB, HSV, CIELAB, CMY[13][15].

### 3.4 Modelo de color RGB

Es el espacio de color más ampliamente utilizado, en su mayoría en transmisiones de señales analógicas o representaciones digitales; Basado en el modelo triestímulo y síntesis aditiva, consta de la combinación de los colores primarios, luz, azul, rojo y verde siendo este último referencia a la teoría del color del mundo digital y no de su análogo amarillo del mundo real, es un modelo arduamente competitivo y poderoso pues una sola imagen en espacio RGB, en la combinación de sus tres colores puede crear en pantalla hasta 16.7 millones de colores diferentes.

Normalmente para que los ojos humanos puedan diferenciar colores entre sí, se hace necesario tres cualidades intrínsecas de estos, brillo, tono y saturación; El brillo es la iluminación relativa del color, donde 0% es negro y 100% es blanco, el tono es el color reflejado a través de los objetos, es como percibimos los colores que normalmente identificados por nombres, azul, amarillo, rojo y la saturación es la cantidad de tono de un color en específico combinada con luz blanca, lo que nos indica la pureza del color.

En el espacio RGB los colores rojo, verde, azul son representados por cantidades numéricas positivas, que van desde [0-255] siendo cero la ausencia del color y 255 su máxima representación, la combinación de los tres colores en un plano de tres dimensiones donde cada plano conforma una estela de color, da como resultado en dispositivos multimedia y procesamiento digital de imágenes una variedad finita de colores, en donde sus valores mínimos da como resultado la representación del color negro y en su mayor nivel el blanco, como se puede ver en la figura 2. [13][14][15].



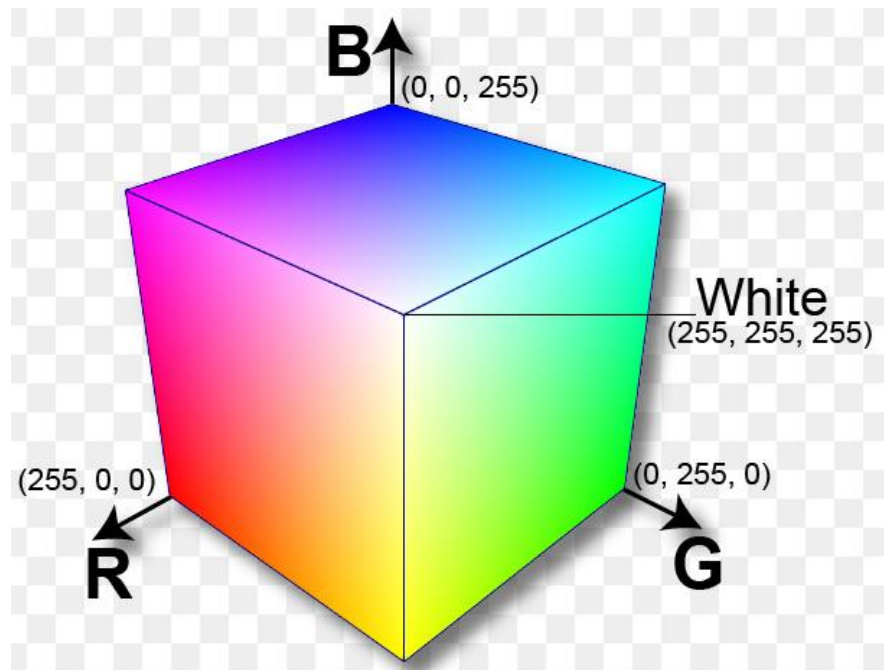


Figura 2. Modelo del espacio de color RGB

### Leyes de Grassman

Estas leyes conceptualizan en una serie de conclusiones de la teoría de “la mezcla adictiva del color”, que se conocen actualmente como las “leyes de Grassman” en honor al físico alemán que las sistematizó hace 165 años.

Primera ley: *“ley de la trivariancia visual”*

De acuerdo a la composición adictiva del color, se pueden conseguir todos los colores que percibimos, mezclando tan solo tres franjas de la gama visible o notoria, como los colores: rojo, verde y azul, pero manejando unas proporciones adecuadas, con la condición de que la unión de dos de los tres colores no sea del mismo color del sobrante. Al buscar un nuevo color se maneja la siguiente formula, siendo la C, R, G y B estímulos monocromáticos y  $\alpha$ ,  $\beta$  y  $\gamma$  las cantidades de luz de cada estímulo cromático.

$$C = \alpha(R) + \beta(G) + \gamma(B)$$

Segunda ley: “ley de la luminancia”

De acuerdo a esta ley, se indica que un color puede ser el resultante de la unión de dos radiaciones cromáticas o dos colores primarios: verde, rojo y azul, con la condición de que si la unión de dos colores de los tres no puede ser igual al tercer color.

$$C_3 = C_1 + C_2 \quad \text{Si} \quad (R_1 + R_2)(R) + (G_1 + G_2)(G) + (B_1 + B_2)(B)$$

Tercera ley: “ley de la proporcionalidad”

Siempre que dos superficies produzcan igual sensación cromática es posible variar su luminancia, manteniendo constante el matiz y la saturación, sin que varíe la igualdad cromática entre ambas superficies.

$$\text{Si } C_1 = C_2 \quad \text{entonces} \quad kC_1 = kC_2$$

Cuarta ley: “ley de la aditividad”

Puesto que cualquier color resultante de la unión de los colores primarios: verde, rojo y azul, y que a su vez también se están sumando sus respectivas luminancias, por ende, la luminancia de un color x es igual a la suma de las luminancias de sus colores primarios que lo componen.

$$Lum(C) = Lum(R) + Lum(G) + Lum(B)$$

### 3.5 Modelo de color CIE L\*A\*B\*

CIELAB es un espacio de color estandarizado por CIE (comisión internacional de la iluminación) en 1976, y su característica más relevante es la obtención de la uniformidad de su espacio de color en el cual es posible tomar las características de tono, brillo y saturación de un color en un punto determinado del espacio orquestado, y así mismo la diferencia que tiene este con cualquier otro situado

en el mismo con relación de su distancia entre por medio. Esto quiere decir que los colores se representan en el espacio a una distancia proporcional a las diferencias visuales entre ellos.

Los tres parámetros que representan el modelo son la luminosidad  $L^*$ , la posición entre rojo y verde  $a^*$  donde los valores negativos de  $a$  indican tonalidades verdes, los positivos rojos, la posición entre amarillo y azul  $b^*$  donde los valores negativos de  $b$  indican tonalidades azules, los positivos amarillos. Ver figura 3. [13][14][21]

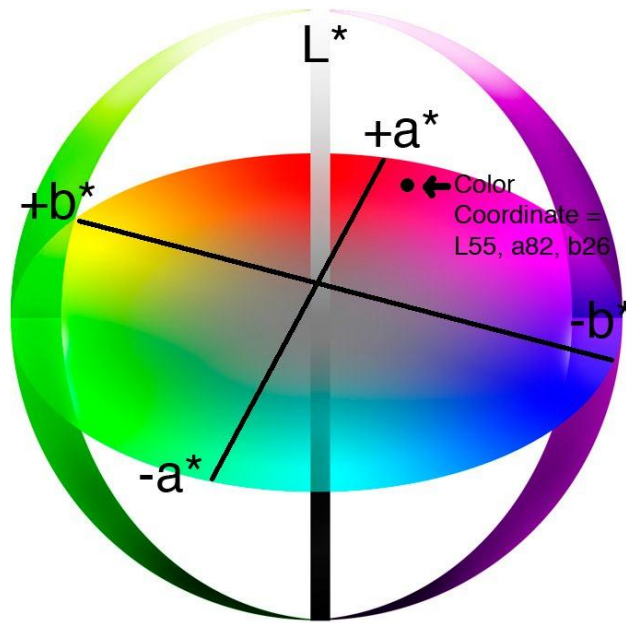


Figura 3. Modelo de espacio de color CIELAB

La transformación del modelo RGB al espacio CIELAB mediante los valores  $L^*$ ,  $a^*$  y  $b^*$ , se calculan mediante transformaciones no lineales, haciendo uso del espacio XYZ:

$$L^* = \begin{cases} 116 \left( \frac{Y}{Y_n} \right)^{1/3} - 16 & \text{si } \frac{Y}{Y_n} > 0.008856 \\ 903.3 \left( \frac{Y}{Y_n} \right) & \text{si } \frac{Y}{Y_n} \leq 0.008856 \end{cases}$$

$$a^* = 500 \left[ \left( \frac{X}{X_n} \right)^{1/3} - \left( \frac{Y}{Y_n} \right)^{1/3} \right]$$

$$b^* = 200 \left[ \left( \frac{Y}{Y_n} \right)^{1/3} - \left( \frac{Z}{Z_n} \right)^{1/3} \right]$$

### 3.6 Máquina de soporte vectorial

Una máquina de soporte vectorial en su idea más básica, esta vista como una caja negra la cual cuenta con tres entradas y una sola salida; Donde dos de sus tres entradas son para entrenamiento y una sola para validación, además de argumentos numéricos de salida como resultado final, que no siempre se encuentra habilitado al igual que la entrada de validación.

La máquina de soporte vectorial, "la caja negra" recibe una dupla de datos por sus dos entradas de entrenamiento, este par de datos, consiste en una etiqueta y en un valor numérico que describe una cualidad, propiedad o característica del sistema o sistemas analizados; Sin embargo, por este par de entradas también pueden llegar una gran variedad de etiquetas con su respectivo valor, de uno o más sistemas, siendo la combinación de pares de etiquetas y valores numéricos clases, en el cual la cantidad de clases depende de la cantidad de etiquetas en sí.

Una vez adentro, los datos se organizan por clases tratando de mantener la distancia entre sí, lo más que se pueda, esto se hace a través de vectores de soporte en la búsqueda de un hyperplano que los separe, y ayude a la clasificación del dato que entra por la puerta de validación, a saber a cuál de las múltiples clases pertenece; saliendo así la etiqueta de la clase a la cual el dato pertenece o ha sido clasificado según las características del sistema suministrado.

De forma más formal, una máquina de soporte vectorial está determinada por un grupo de entrenamiento de tamaño  $N$  compuesto de pares atributo-etiqueta  $(x_i, y_i) 1 \leq i \leq N$ , siendo  $x_i \in \mathbb{R}^n$  y  $y_i \in \{-1, 1\}$ , de este se obtiene una ecuación para un hyperplano que deriva de dicho grupo de entrenamiento, de manera que aquellos puntos con igual etiqueta queden al mismo lado del hyperplano. Una solución a esta situación es mapear el espacio de entrada, en un espacio de características de una dimensión mayor y buscar el hyperplano óptimo allí. Sea  $z = \varphi(x)$  la notación del correspondiente vector en el espacio de características con un mapeo  $\varphi$  de  $\mathcal{R}^N$  a un espacio de características  $Z$ . Esto significa encontrar un  $w$  y un  $b$  tal que:

$$y_i(\omega' x_i + b) > 0, i =, \dots, N$$

Esto sería para el caso linealmente separable, pero para cualquiera de los casos no linealmente separables se utilizan diferentes kernels derivados de los multiplicadores de lagrange, alguno de estos casos es: polinomial, función de base radial, signoide. [16][17]

Para el caso lineal, suponiendo que se tienen  $N$  observaciones  $(x_i, y_i) 1 \leq i \leq N$  para  $x_i \in \mathbb{R}^n$  y  $y_i \in \{-1, 1\}$  donde  $y_i$  es la etiqueta para  $x_i$ , se asume que existe una probabilidad  $P(x, y)$  para la cual los datos están descritos. Sea dada una máquina, cuya tarea es aprender a mapear  $x_i \rightarrow y_i$ , dicha máquina es ciertamente definida como un grupo de posibles mapeos  $x \rightarrow f(x, \alpha)$  donde las funciones  $f(x, \alpha)$  son descritas por los parámetros ajustables  $\alpha$ . Una elección particular de  $\alpha$ , genera una “máquina entrenada” en particular. Esto es, por ejemplo, una red neuronal con una arquitectura fija, donde  $\alpha$  corresponde a los pesos y los desplazamientos, es en efecto una máquina de aprendizaje. [16][20][23]

### 3.7 Estadística

“La estadística estudia métodos científicos para recoger, organizar, resumir y analizar datos, así como para sacar conclusiones válidas y tomar decisiones razonables basadas en tal análisis” [Murray R.Spiegel].

La Media aritmética es el valor promedio de las muestras y es independiente de las amplitudes de los intervalos. Se simboliza como  $\bar{X}$  con una barra horizontal sobre el símbolo y se encuentra sólo para variables cuantitativas. Se encuentra sumando todos los valores y dividiendo por el número total de datos. [12][20].

La desviación estándar es una medida de dispersión, que nos indica cuánto pueden alejarse los valores respecto al promedio (media), por lo tanto, es útil para buscar probabilidades de que un evento ocurra. [12][21]

El sesgo es un error que aparece en los resultados de un estudio debido a factores que dependen de la recogida, análisis, interpretación, publicación o revisión de los datos que pueden conducir a conclusiones que son sistemáticamente diferentes de la verdad o incorrectas acerca de los objetivos de

una investigación. Este error puede ser sistemático o no. [12].

La curtosis es una medida estadística, que determina el grado de concentración que presentan los valores de una variable alrededor de la zona central de la distribución de frecuencias, donde dependiendo el grado de curtosis se presentan tres tipos de distribuciones Leptocurtica, Mesocurtica y Platicurtica. [12][22].

### 3.8 Aplicativo Móvil

Una App móvil es un site cuyo diseño, navegación, contenidos y servicios están optimizados para ser accedidos y consumidos a través de un dispositivo móvil, entendiendo por dispositivo móvil cualquiera que pueda ser utilizado en movilidad [27].

### 3.9 Investigación “ANÁLISIS COMPARATIVO DE TÉCNICAS DE VISIÓN POR COMPUTADOR PARA LA CLASIFICACIÓN DE SUBSUELOS DE PEREIRA-RISARALDA”

La investigación se enfoca en el problema que afronta gran parte de los podólogos y algunos agricultores colombianos en la identificación de las capas que conforman el subsuelo. Esta propuesta ofrece técnicas de visión por computador con métodos cuantitativos y objetivos que pueden identificar de manera certera y concisa, todas aquellas cualidades físicas que conforman la tierra [28].

#### **4. DESARROLLO**

Para el desarrollo de este proyecto se planteó una metodología estructurada, con el fin de obtener un aplicativo móvil con la capacidad de caracterizar y analizar subsuelos en la región de Pereira Risaralda. Esto aprovechando estudios previos que proporcionan información de diferentes descriptores de color, textura o la combinación de ambos, mostrando así los que mayor cualidad de abstracción de componentes de color, brillo, tono y saturación de cada perfil de tierra proporcionado.

Inicialmente se requiere la obtención o construcción de una base de datos que permita la abstracción de información y así mismo colocar a prueba la mejor opción en cuanto a descriptores de color y textura, a través de técnicas de visión por computador de diferentes perfiles de tierra, los cuales serán separados por su respectivo color.

La construcción de la base de datos inicia encontrando un terreno con la característica de que no haya sido manipulado con anterioridad, es decir, un terreno virgen. De esta manera se garantiza la separación de las capas del perfil, de manera sencilla. La “Guía Rasta” recomienda hacer una cajuela en el suelo de 60 cm de ancha por 60 cm de larga por 170 cm de profundidad, esto si son cultivos como árboles frutales, si no es así, será por 60 cm de profundidad [5], posterior a este proceso, se obtendrán las muestras a partir de fotografías por medio de una cámara digital.

Tomadas las muestras de los perfiles más claramente diferenciables, los cuales, presentaron 4 capas finamente reconocibles, tomándose a cada capa un total de 120 fotografías, fotografías realizadas desde diferentes ángulos y con diferentes sombras. Esto con el claro objetivo de agregar error al análisis, es decir, ruido. Esto permite la obtención de resultados un poco más inmunes al error, es decir, resultados bajo diferentes condiciones climáticas y de luminosidad. En las figuras 4,5,6 y 7 se muestran las fotos correspondientes:



Figura 4. Capa 1 (clase 1).



Figura 5. Capa 2 (clase 2).



Figura 6. Capa 3 (clase 3).





Figura 7. Capa 4 (clase 4).

Dentro de la información que proporciona la “Guía Rasta”, proporciona una tabla de colores, de 54 variedades de capas que pueden conformar un perfil de tierra. En un ambiente más científico su variedad puede alcanzar los 50 mil colores, donde cada una de ellas presenta características diferentes, Es relevante conocer que una hectárea de tierra puede estar compuesta únicamente por un solo perfil, o como de varios.

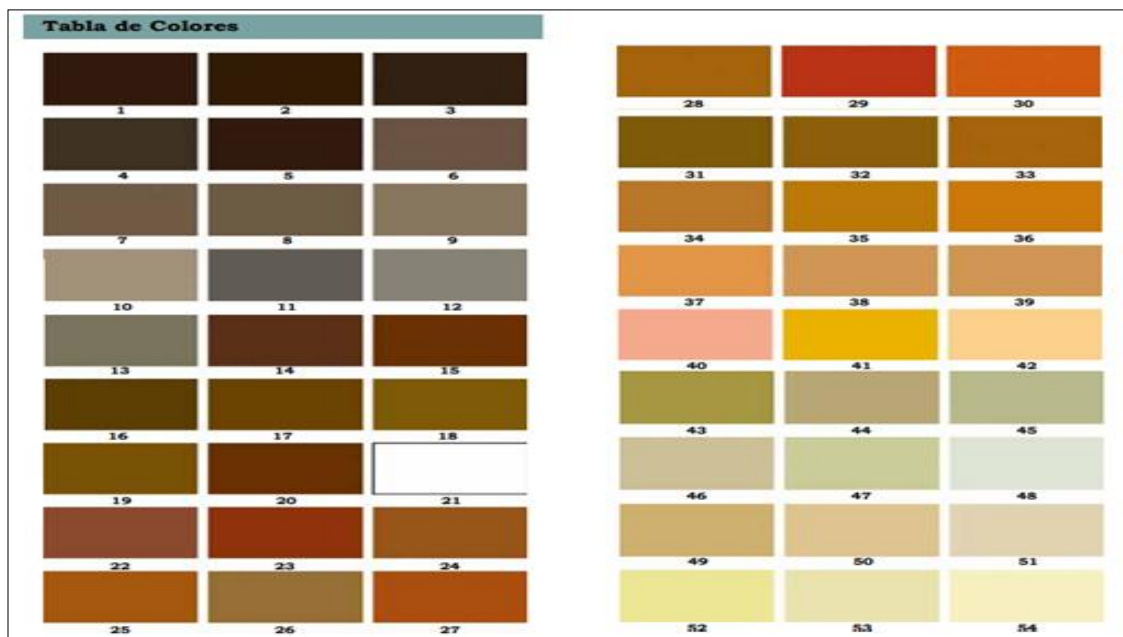


Figura 8. Tabla de colores de las diferentes capas que conforman un perfil de la Guía Rasta.

La idea del ente investigador es ampliar la base de datos a medida que se va fortaleciendo la misma con la obtención de resultados, esto con fines de hacer una tipificación del suelo completa y fiable.

Luego de la obtención de las fotografías de la base de datos se procedió a pasarlas a un computador en el cual se crea una carpeta con el nombre de “Base de datos”, allí se disponen todas las fotografías con su respectiva extensión .jpg. Donde esta carpeta a su vez estará separada en carpetas subcarpetas correspondientes a cada capa de color obtenidas, esto con la intención de ubicar la carpeta que necesita el software Eclipse Java Photon para sus operaciones.

Dentro del estado del arte se hace referencia a una investigación la cual concluye que el espacio de caracterización, que de forma más completa puede identificar diferentes trazos de color, es el descriptor implementado con el espacio de color CIELAB, ya que con este descriptor una vez realizadas todas las pruebas mostro mejores desempeños en comparación con el resto de descriptores, muestra de ello es la distribución normal que presentan las medias aritméticas en los canales  $A^*$ ,  $B^*$  en comparación de los canales R, G, B del espacio RGB. Dejando aparte el canal  $L^*$  de este espacio de color, el cual representa la iluminación, los canales  $A^*$ ,  $B^*$  poseen una distribución uniforme del color y claramente diferenciables entre ellos, aun para colores de pequeñas variaciones.

Con esta información se toman cada una de las imágenes de la base de datos y se cambia su espacio de color RGB a CIELAB, adicionalmente se separan cada uno de sus canales. Esto con la intención de aplicar procesos estadísticos de tendencia y dispersión en la búsqueda de información relevante o de interés sobre cada canal, donde con esto se puede evaluar datos de mayor interés como el tono más dominante, que tanto se distribuyen la gama de colores sobre la tendencia central, cuáles son sus frecuencias y de qué forma se distribuyen. Esto se logra empleando la media aritmética, la desviación estándar, el sesgo y la curtosis.

Con la intención de generar un modelo que pueda ser exportado a Android Studio, el cual es el entorno de desarrollo integrado oficial para la plataforma Android. Es necesario la implementación de la librería Libsvm[24], que permite entrenar modelos en Java, Octave y C++.

El paquete de Libsvm fue desarrollado por Chih-Chung Chang y Chih-Jen Lin y apoyado por el Consejo Nacional de Ciencia de Taiwán, este paquete incluye el código fuente de la biblioteca en C++ y Java, y un programa simple para escalar datos de entrenamiento. Además, se proporciona un archivo README con una explicación detallada para su uso. Cabe resaltar que esta librería es completamente gratuita y busca ayudar a los diferentes usuarios a usar las SVMs como una herramienta [24].

Posteriormente se implementa la librería Libsvm en el lenguaje de programación Java, por medio de la IDE Eclipse, una IDE corresponde a un entorno de desarrollo integrado que proporciona al desarrollador los paquetes necesarios para desarrollar aplicaciones. Esto con la finalidad de

posteriormente exportar el modelo SVM a Android Studio.

Para la obtención de las características de la base de datos, se desarrolla un algoritmo utilizando las librerías de Opencv y Libsvm. Opencv corresponde a una librería de visión por computador creada por Intel. Esta librería posee funciones como el reconocimiento de objetos, visión robótica, calibración de cámaras, transformación de espacios de color, entre otras, con la facilidad de que su licencia es gratuita para uso académico [25].

A continuación, se mencionan los pasos para la extracción de características y entrenamiento de la SVM en java:

- Leer foto
- Transformación de espacio de color
- Extracción de características
- Exportar características
- Entrenamiento de SVM
- Exportar SVM
- Evaluación de la SVM



Figura 9. Diagrama de flujo para la extracción de características y entrenamiento de la SVM en java.

Seguido al proceso realizado previamente, se procede a hacer la implementación en Android Studio. Android Estudio también es un entorno de desarrollo integrado que permite el desarrollo de aplicaciones móviles para diferentes tipos de dispositivos, esto con la salvedad que posean sistema operativo Android, Android Studio facilita la distribución de código.

En la siguiente figura se muestra el proceso para el aprendizaje y uso del entorno de Android Studio.

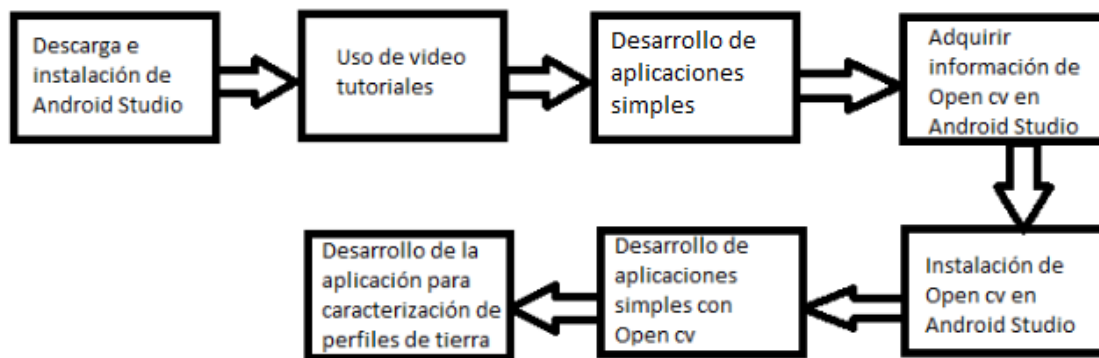


Figura 10. Proceso de aprendizaje y desarrollo en Android Studio.

El proceso de aprendizaje para el óptimo manejo del entorno de desarrollo se da a partir de información que suministra la red de internet, haciendo uso de video tutoriales a partir de los cuales se desarrollan aplicaciones sencillas que afianzan y clarifican los conocimientos.

Conocimientos importantes como los son:

- El uso de Activitys (Ventanas de mi aplicativo)
- Como emular los aplicativos desarrollados
- Uso del Manifest (Archivo para otorgar permisos de ejecución)
- Uso de Toast (Mensajes de corta duración en pantalla del aplicativo)
- Botones
- Componentes de texto
- Envío de parámetros
- Inserción de datos
- Manejo de periféricos (Cámara en este caso)

Entre varios otros.

Para el correcto funcionamiento del aplicativo, el algoritmo necesita la adición de la librería Open cv como se menciona anteriormente, además de la adición del modelo predictor de las clases anteriormente entrenado, a continuación, se muestra la estructura del algoritmo que hace al aplicativo móvil:

- Confirmación para conocer si la librería Open CV ha sido cargada correctamente o no.
- Adición de variables necesarias para la extracción de las características estadísticas.
- En este punto el algoritmo está a la espera de una acción del usuario, las cuales son:

- Procesar la imagen: Al entrar en este proceso, el algoritmo entra en validación la existencia o no de una imagen para procesar, de no se así, muestra un Toast haciéndolo saber.
- Menú: Botón que despliega tes acciones que puede tomar el usuario:
  - Cargar la imagen desde galería: Al entrar en este proceso, el algoritmo toma la imagen seleccionada desde la galería del dispositivo, cargándola y mostrándola en la ventana del aplicativo.
  - Tomar la fotografía: En este proceso el algoritmo llama al uso de la cámara fotográfica del dispositivo, tomando a la fotografía y dándole una dirección predeterminada en la galería donde se debe almacenar, posteriormente toma de nuevo la fotografía, la redimensiona para ser mostrada en la ventana del aplicativo móvil, logrando así una reducción de recursos en el almacenamiento y de este modo evitar un desbordamiento de memoria.
  - Cancelar: Esta acción no hace mas que volver a la ventana mostrada inicialmente.
- Botón con logo de información: Este botón muestra un mensaje con un par de instrucciones acerca de los pasos a seguir para tener un resultado exitoso en el uso del aplicativo.
- En este punto en donde el usuario ha proporcionado una imagen para procesar y posteriormente a decidido hacerlo, el algoritmo entra en un proceso llamado estadística, como su nombre lo indica, en este punto se extraen las características: media, curtosis, desviación estándar y sesgo. Continuo a esto se llama al modelo previamente cargado y se realiza el proceso de clasificación de la imagen.

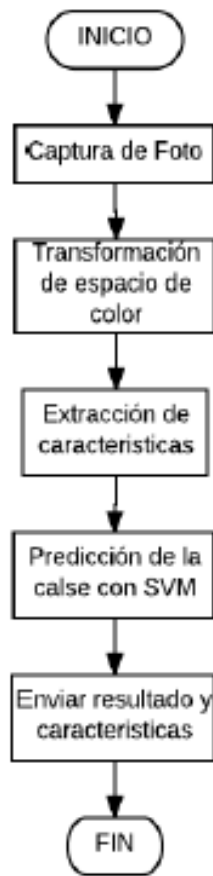


Figura 11. Diagrama de flujo para Android Studio.

En Android Studio se desarrolló una aplicación con una única ventana, esto pensando en la facilidad de su manipulación teniendo presente que a gran parte de la sociedad agrícola del país las tecnologías en general, no hacen parte de su cotidianidad y por lo mismo su manipulación les puede causar alguna dificultad. El usuario encontrará lo que se muestra en la siguiente figura.

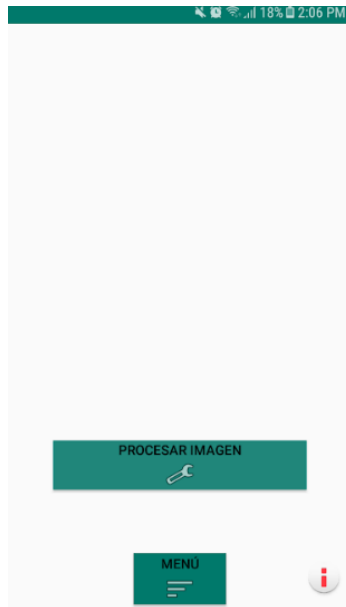


Figura 12. Vista inicial del aplicativo móvil

Como se observa en la figura anterior, la ventana posee tres botones, en la parte inferior derecha de la ventana, aparece un botón de información, el cual proporciona información del uso adecuado del aplicativo móvil, véase la figura10.



Figura 13. Botón de información.



Al seleccionar el botón, este proporciona la siguiente información “Seleccione menú, posteriormente cargue o tome la fotografía y luego seleccione procesar imagen.”

Como indica la información, al seleccionar el botón de menú tenemos visualización que se muestra en la figura 14.

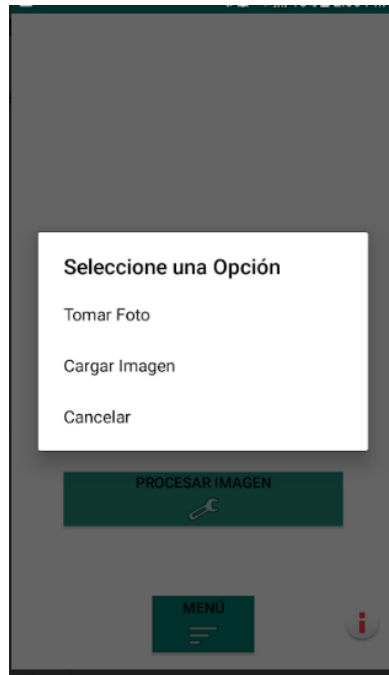


Figura 14. Botón “Menú”.

Dentro de esta visualización podemos escoger entre diferentes opciones, las cuales son, tomar la fotografía, cargar la imagen desde la galería, o simplemente volver a la ventana mostrada inicialmente.

Como lo sugiere la información, el paso a seguir seria seleccionar procesar imagen, en caso de que se realice esta operación sin la existencia de una imagen para realizar el análisis, aparecerá un “Toast”, lo que corresponde a un mensaje en pantalla, como se muestra en la figura 15.



Figura 15. Toast al no cargar una imagen para el análisis.

Siendo el caso de la existencia de una imagen, aparecerá otro “Toast” con la respectiva clasificación de la imagen dentro de la clase correspondiente, véase la figura 13.

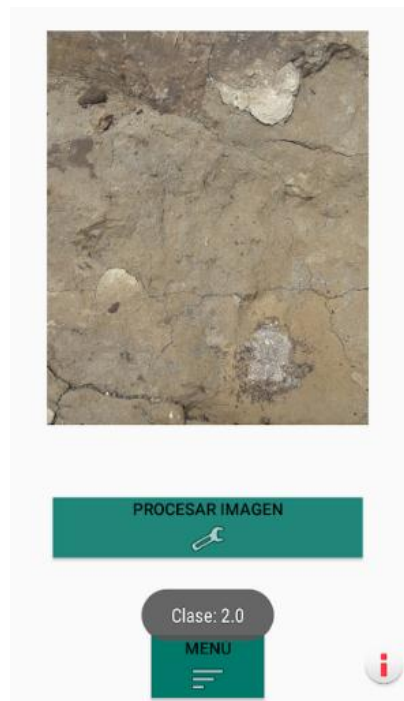


Figura 16. Toast de clasificación.

El algoritmo desarrollado para el aplicativo móvil, contiene a grandes rasgos la siguiente estructura:

- Tomar foto
- Transformación del espacio de color
- Extracción de características
- Predicción de la clase con SVM
- Enviar clase

Luego de diseñado e implementado el aplicativo móvil, se realizaron pruebas por cada clase con el fin de observar el porcentaje de identificación alcanzado por el aplicativo.

## 5. ANÁLISIS Y RESULTADOS

Apoyados en el estado del arte y en la investigación “ANÁLISIS COMPARATIVO DE TÉCNICAS DE VISIÓN POR COMPUTADOR PARA LA CLASIFICACIÓN DE SUBSUELOS DE PEREIRA-RISARALDA” se reconoce que, a pesar de que los diferentes descriptores de color presentan un buen rendimiento, esto no es del todo cierto, ya que cada uno de los descriptores presenta precisiones diferentes en sus métodos de clasificación. Cada espacio de color es creado con un objetivo específico y la disposición de sus componentes espectrales afecta significativamente cada imagen, destacando algunas cualidades como anulando otras.

De modo tal que el espacio de caracterización, que de forma mas completa puede identificar trazos de color, es el descriptor implementado con el espacio de color CIELAB. A raíz del análisis realizado, es el espacio que mejor desempeño muestra en comparación con los demás. Como justificación esta la distribución normal que presentan las medias aritméticas en los canales  $A^*$ ,  $B^*$  en comparación de los canales R, G, B del espacio RGB.

Definido lo anterior, se creó una base de datos correspondiente a 4 capas (clases) diferentes pertenecientes a varios perfiles de tierra, base de datos conformada por 480 fotografías, 120 fotos por cada capa, almacenadas en carpetas distintas, según su clase. Posteriormente se realizó una extracción de características, esto con el previo proceso de transformación de espacio de color RGB a CELAB de cada una de las imágenes, con el fin de caracterizar la base de datos a partir del sesgo, curtosis, desviación estándar y media, obteniendo valores medios por cada clase para cada una de estas características. A raíz de esto se implementó una SVM en el lenguaje de programación Java para su posterior clasificación y predicción de las diferentes clases.

Se encontró que, para los datos provenientes de un mismo perfil, las características entre la misma capa de perfil, no son iguales. Esto como consecuencia del ruido ingresado, es decir, diferentes condiciones de luz y sombra, en consecuencia, de las condiciones climáticas cambiantes, como también consecuencia del ángulo cambiante con que las fotografías fueron tomadas.

A raíz de que los datos presentan patrones complejos en su distribución, para la implementación del clasificador por medio de máquinas de soporte vectorial, se le hace complicado alcanzar un 100% de exactitud en el entrenamiento.

A continuación, se muestran las tablas que muestran los valores promedios de cada característica para cada clase. Con esta información se puede entender mejor los resultados de la matriz de confusión y da respuesta al por que clasifica a la mayoría de las capas como pertenecientes a la clase número 2.

Característica	Valor Medio
Media canal L*	0.244
Media canal a*	0.429
Media canal b*	0.366
Desviación canal L*	-0.331
Desviación canal a*	-0.020
Desviación canal b*	-0.154
Sesgo canal L*	0.366
Sesgo canal a*	-0.003
Sesgo canal b*	-0.663
Curtosis canal L*	0.455
Curtosis canal a*	-0.113
Curtosis canal b*	0.371

Tabla 1. Valores de las características de la clase 1.

Característica	Valor Medio
Media canal L*	-2.362
Media canal a*	-4.447
Media canal b*	-1.744
Desviación canal L*	-2.696
Desviación canal a*	0.469
Desviación canal b*	-6.515
Sesgo canal L*	-7.479
Sesgo canal a*	3.838
Sesgo canal b*	-1.729
Curtosis canal L*	16.946
Curtosis canal a*	-2.886

Curtosis canal b*	7.190
-------------------	-------

Tabla 2. Valores de las características de la clase 2.

Característica	Valor Medio
Media canal L*	-4.395
Media canal a*	-4.011
Media canal b*	-9.418
Desviación canal L*	1.132
Desviación canal a*	-5.186
Desviación canal b*	3.091
Sesgo canal L*	-0.175
Sesgo canal a*	3.723
Sesgo canal b*	1.470
Curtosis canal L*	-1.165
Curtosis canal a*	-2.752
Curtosis canal b*	-4.523

Tabla 3. Valores de las características de la clase 3.

Característica	Valor Medio
Media canal L*	-2.952
Media canal a*	-2.191
Media canal b*	-2.273
Desviación canal L*	2.33
Desviación canal a*	-3.889
Desviación canal b*	-2.671
Sesgo canal L*	-1.707
Sesgo canal a*	-5.774
Sesgo canal b*	7.652
Curtosis canal L*	-2.476
Curtosis canal a*	5.781

Curtosis canal b*	4.467
-------------------	-------

Tabla 4. Valores de las características de la clase 4.

Con las características de la base de datos, se entrena el modelo en el lenguaje de programación Java, esto con la clara intención de exportar el modelo sin dificultades a Android Studio, y de esta forma el aplicativo pueda generar la clasificación.

Para el entrenamiento de la SVM se hace uso de toda la base de datos obtenida, Esto con la intención de hacer del modelo el más eficaz posible en cuanto a la clasificación en el aplicativo móvil.

	Resultados				
	Clase 1	Clase 2	Clase 3	Clase 4	Desviación
Clase 1	85	2	5	17	15%
Clase 2	6	88	20	20	12%
Clase 3	3	3	66	4	34%
Clase 4	5	7	9	59	41%

Tabla 5. Matriz de confusión para los resultados obtenidos en el aplicativo móvil.

El dato correspondiente a la desviación presente en la tabla 5, corresponde al porcentaje de datos que no fueron clasificados bajo esa clase y que debieron serlo. Es decir, que un 41% de las imágenes debieron ser clasificadas como pertenecientes a la clase 4, pero fueron clasificadas como imágenes pertenecientes a otra clase distinta.

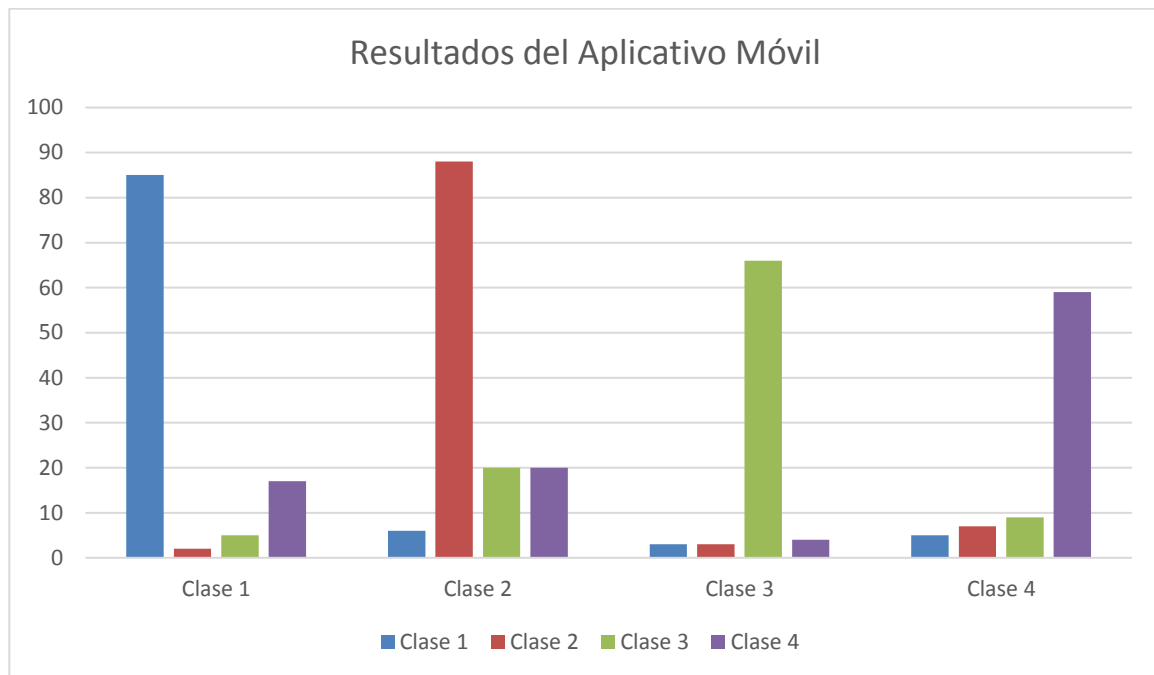


Figura 17. Resultados del aplicativo móvil.

Clase	Eficiencia
Clase 1	85 %
Clase 2	88 %
Clase 3	66 %
Clase 4	59 %

Tabla 6. Eficiencia del aplicativo por clase.

Como se puede observar, la mejor clasificación se obtiene para la clase número 2 que corresponde a la capa número 2. Suponiendo que solo se estuviera adquiriendo imágenes de la clase dos, el aplicativo adquiere una eficiencia del 88%, casi que de igual manera para la clase uno con un 85%. Pero esto cambia en gran medida cuando se trabajan con imágenes pertenecientes a la clase 3 y 4. Esto habla de una eficiencia total para el aplicativo de un 74.5%, basados en los resultados obtenidos.

Para el análisis se presentan la siguiente tabla, que muestra la clasificación de los datos, tanto los pertenecientes a la case, como los que fueron clasificados pertenecientes a una clase, pero no lo son.



CLASE	Datos	
	Pertenecientes a la clase	No pertenecientes a la clase
1	85	24
2	88	46
3	66	10
4	59	21

Tabla 7. Clasificación de los datos

El aplicativo móvil, tiende a reconocer la gran mayoría de las imágenes como pertenecientes a la clase dos. Esto, basados en las pruebas realizadas y como se muestra en la figura que aparece a continuación, corresponde a un 33,5 % de la totalidad de los datos.

Para la clase 1 corresponde a un 27,25%, para la clase 3 un 19% y para la clase 4 un 20%.

Al tratarse de una muestra total de 100 imágenes de prueba para cada clase, el reconocimiento ideal en cuanto a la totalidad de los datos debió ser de un 25% por cada clase, es decir, que el mejor reconocimiento se da para la clase que corresponde a la capa numero 1.

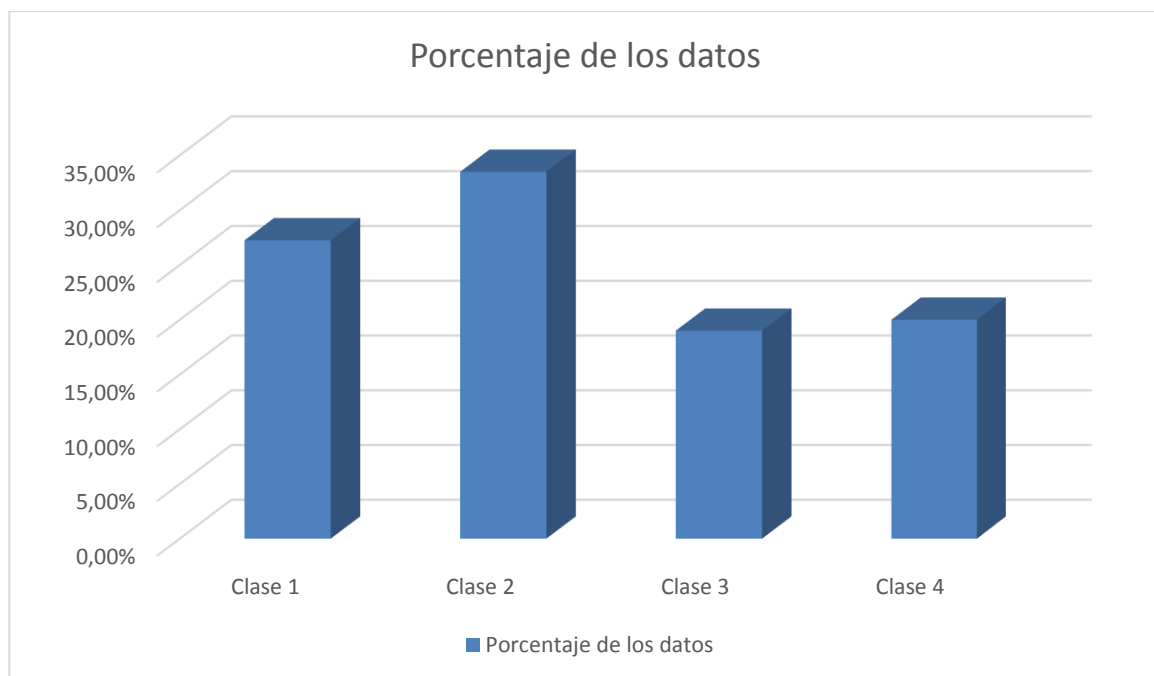


Figura 18. Representación total de los datos en porcentaje.

Es evidente resaltar que el modelo tiende a confundir en gran media las clases 3 y 4 con la clase 2,

esto es propio a la importancia y relevancia de las condiciones de sombra y luminosidad, afectando de manera directa la tonalidad del color de la capa. Lo anterior demuestra que la metodología funciona y que realizando una ampliación de la base de datos junto con una mayor cantidad de características que relacionen de mejor manera la textura propia de cada capa, podría mejorar la eficiencia del reconocimiento por parte del aplicativo móvil implementando técnicas de visión por computador.

Basados en la información proporcionada por las tablas anteriores, se entiende claramente el por que la confusión que presenta el aplicativo para la clasificación correcta de gran parte de las capas. cómo se ha mencionado, estos valores van directamente ligados a las condiciones de luz y sombra a las que está expuesta el perfil de tierra, como en condiciones naturales es imposible siempre garantizar las mejores condiciones de luminosidad, es allí donde entra la importancia de hacer del modelo uno mas robusto, a partir de la implementación de nuevas características como lo puede ser la textura.

## CONCLUSIONES

- A pesar de no existir condiciones climáticas, de luminosidad y sombra controlada, los resultados obtenidos son positivos. Apelando a esto, se puede deducir que, teniendo condiciones externas totalmente controladas, esto tendría como resultado una mayor eficiencia en la clasificación de las capas.

Aun que se apele a condiciones de luz y sombra totalmente controladas para la obtención de una mejor eficacia en la clasificación, es necesario reconocer que a la hora de extraer información de un perfil de tierra, es importante que las imágenes posean cierto grado de distribución, representando todo tipo de climas, intensidades lumínicas y ambientes naturales a los que se enfrentan los agricultores, esto con la intención de evitar incertidumbre en la clasificación de las capas que conforman un horizonte, tal cual como sucede. Teniendo en cuenta el ruido presente, cabe resaltar la versatilidad y la capacidad del descriptor de color para la clasificación de subsuelos, esto provee herramientas y datos necesarios para la tipificación de sub suelos en la medida que las capas que componen el perfil de tierra sean homogéneas y claramente diferenciables. Todo esto basados en que las capas analizadas no son ni serán homogéneas, con homogeneidad se hace referencia a un color de tierra que puede tener dos o varios tonos de colores distribuidos dentro de su composición, estas capas poseen cambios cromáticos, cambios que no son perceptibles por el ojo humano. Por consiguiente, es necesario hacer cada vez más inmune el aplicativo a las condiciones externas de luz y sombra, por ende, se hace necesaria la implementación de nuevas características en el desarrollo del modelo de predicción, características propias de cada capa más allá del color como lo son la textura.

- A medida que la base de datos sea ampliada y las capas pertenecientes al subsuelo posean colores, unidades cromáticas, más similares, se hace necesaria la idea de considerar la posibilidad de utilizar métodos no lineales de clasificación. Esto en evidencia en cuanto a las características que conforman cada espacio de color, jugando un papel esencial y dominante a la hora de la clasificación de las capas, esto es claro en las medidas estadísticas que se obtienen utilizando diferentes espacios de color.

- Es necesario mejorar la eficiencia en cuanto a la clasificación de las capas por parte del aplicativo móvil, debido a que de esto dependerá en algún momento la productividad del agricultor, es decir que se necesita una eficacia en la clasificación casi que del 100%.

## **6. TRABAJOS FUTUROS**

- Seguir haciendo uso de técnicas propias del aprendizaje de máquina, esto con la intención de que, dependiendo las condiciones externas de ruido, el aplicativo escoja el mejor espacio de color, espacio que brinde las mejores facultades para realizar la caracterización y así tener una más optima clasificación.
- Desarrollar el sistema en un ambiente controlado, esto con la intención de validar lo dicho en cuanto a que aumenta la eficiencia del dispositivo móvil.
- Futuras investigaciones pueden hacer uso de esta, y a raíz de esta darle robustez y mayor versatilidad al aplicativo móvil, incorporándoles propiedades tales como indicar el estado de los nutrientes del suelo a partir del color que presentan las capas.
- Hacer uso de otras propiedades del terreno, no solo del subsuelo, hacer uso de propiedades como su posible erosión, inclinación, posición del perfil de tierra, características que se pueden clasificar exactamente de la misma manera y a raíz del mismo proceso desarrollado en esta investigación.
- De igual manera, ampliando la versatilidad del aplicativo móvil, este puede usarse para la detección de enfermedades sobre los cultivos.

## 7. BIBLIOGRAFÍA

[1]Semana, <<7 temas económicos que definen a los candidatos presidenciales>> [En línea]. Available: <https://www.semana.com/economia/articulo/propuestas-economicas-de-los-candidatos-presidenciales/564108>.

[2]Finagro,<<Perspectiva del sector agropecuario colombiano>> [En línea]. Available: [https://www.finagro.com.co/sites/default/files/2014\\_09\\_09\\_perspectivas\\_agropecuarias.pdf](https://www.finagro.com.co/sites/default/files/2014_09_09_perspectivas_agropecuarias.pdf).

[3]Bureau Veritas <<Certificación EurepGAP>> [En línea]. Available: <http://www.bureauveritas.com.mx/services+sheet/certificacion+eurepgap>.

[4] J. Perfetti and A. Becerra, *Políticas para el desarrollo*, 1st ed.

[5] Cock, James H. RASTA Rapid Soil and Terrain Assessment: Guía práctica para la caracterización del suelo y del terreno / James H. Cock, Diana M. Alvarez, Marcela Estrada. Versión 2. Cali, CO : Centro Internacional de Agricultura Tropical (CIAT); Corporación BIOTEC, 2010.

[6] M. Riomoros Callejo, "Segmentación automática de texturas en imágenes agrícolas", TESIS DOCTORAL, UNIVERSIDAD COMPLUTENSE DE MADRID, FACULTAD DE INFORMÁTICA, Departamento de Ingeniería del Software e Inteligencia Artificial, 2016.

[7]D. Marcovecchio and J. Ferrari, Ortomosaicos utilizando Imágenes Aéreas tomadas por Drones y su aplicación en la Agricultura de Precisión, 2014.

[8] V. Antipov, V. Kokovkina, V. Kirnos and A. Priorov, "Computer vision system for recognition and detection of color patterns in real-time task of robot control", 2017 Systems of Signal Synchronization, Generating and Processing in Telecommunications (SINKHROINFO), 2017.

[9] H. Jaspers, M. Himmelsbach and H. Wuensche, "Multi-modal local terrain maps from vision and

LiDAR", 2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2017.

[10] L. Wang, X. Tian, A. Li and H. Li, "Machine Vision Applications in Agricultural Food Logistics", 2013 Sixth International Conference on Business Intelligence and Financial Engineering, 2013.

[11] Cabrera, E., G. Galindo & D.M. Vargas. 2011. Protocolo de Procesamiento Digital de Imágenes para la Cuantificación de la Deforestación en Colombia, Nivel Nacional Escala Gruesa y Fina. Instituto de Hidrología, Meteorología, y Estudios Ambientales IDEAM-. Bogotá D.C., Colombia. 44 p.

[12] Levin, Richard I., and David S. Rubin. *Estadística para administración y economía*. México: Pearson Educación, 2004.

[13] F. Ortiz Zamora, *Procesamiento morfológico de imágenes en color*. [Alicante]: Fundación Biblioteca Virtual Miguel de Cervantes, 2002.

[14] J. Artigas, P. Capilla Perea and J. Pujol i Ramo, *Tecnología del color*. Valencia: Universitat de València, 2002.

[15] Bibing.us.es, 2018. [Online]. Available: <http://bibing.us.es/proyectos/abreproy/11875/fichero/Proyecto+Fin+de+Carrera%252F3.Espacios+de+color.pdf>.

[16] R. Henao, "Selección de Hiperparámetros en Máquinas de Soporte Vectorial", M.Sc., UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA, 2004.

[17] BETANCOURT, G. (2018). LAS MÁQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL (SVMs). [online] Revistas.utp.edu.co. Available at: <http://revistas.utp.edu.co/index.php/revistaciencia/article/view/6895/4139>.

[18] C. Burges. A tutorial on support vector machines for pattern recognition. Data Mining and Knowledge Discovery, vol. 2, no. 2, 1998.

[19] C. Burges B. Schölkopf and A. Smola. Advances in kernel methods: Support vector machines. Cambridge, MA: MIT Press, 1999.

[20] S. Maths, "Media aritmética - Probabilidad y estadística", *Sangakoo.com*, 2018. [Online]. Available: <https://www.sangakoo.com/es/temas/media-aritmetica>.

[21] "QUÉ ES LA DESVIACIÓN ESTÁNDAR Y COMO INTERPRETARLA#1", *TradingCenter*, 2018. [Online]. Available: <https://tradingcenter.wordpress.com/2009/11/11/que-es-la-desviacion-estandar-y-como-interpretarla-1/>.

[22] J. U. Formulas, "Curtosis", *Universo Formulas*, 2018. [Online]. Available: <http://www.universoformulas.com/estadistica/descriptiva/curtosis/>.

[23] D. Hearn and M. Baker, *Gráficos por computadora con OpenGL*. Madrid [etc.]: Pearson Addison Wesley, 2011.

[24] A Library for Support Vector Machines, Chang, Ch. y Ch. Lin. 2005. software disponible en <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.

[25] Open Source Computer Vision Library, Intel, software disponible en <https://opencv.org/>.

[26] Departamento de agricultura de los estados unidos, Servicio de investigación agrícola, Servicio de conservación de recursos naturales, Instituto de calidad de suelos: Guía para la evaluación de la calidad y salud del suelo/1999.

[27] Br. Moreno Calla Franco Martin Br. Quiroz Inca Diego Yustin: DISEÑO DE UN APLICATIVO MÓVIL ORIENTADO A LA FIDELIZACIÓN DE LOS CLIENTES DE LA DISCOTECA AMNESIA DE LA CIUDAD DE TRUJILLO/2015.

[28] Jaime Peláez Delgado: ANÁLISIS COMPARATIVO DE TÉCNICAS DE VISIÓN POR COMPUTADOR PARA LA CLASIFICACIÓN DE SUBSUELOS DE PEREIRA-RISARALDA/2018



